### 샘플링 영역의 변화에 따른 희소 대응점을 가진 다시점 이미지 회전각 추정

한채림<sup>†</sup>. 이덕우<sup>††</sup>

# Estimation of Rotation of Multiple-View Camera with Variation of Feature Sampling Region

Chaerim Han<sup>†</sup>, Deokwoo Lee<sup>††</sup>

#### **ABSTRACT**

This study proposes a method for estimating rotation of camera based on homography estimation from multi-view images captured by a three-view thermal camera. To address the difficulty in extracting correspondences due to the minimal overlapping regions among the three views, each viewpoint is independently rotated to increase the number of correspondences. Additionally, DoG (Difference of Gaussian) filter was applied to enhance the edge detection performance of thermal images, and the effects of varying sampling region selection methods prior to homography estimation results is analyzed. A comparison of four sampling region selection methods reveals that the most accurate geometric alignment and rotation matrix is obtained when correspondences were selected from widely distributed regions. This finding demonstrates that the method of selecting correspondences significantly influences the accuracy of homography and rotation estimation. The proposed method of rotation estimation based on homography estimation through optimized sampling region selection is validated through experiments using thermal cameras. To substantiate the proposed method, image blending is carried out to validate estimation accuracy from visual perspective.

Key words: Homography, Thermal Camera, DoG Filter, Image Blending, Rotation

#### 1. 서 론

열화상 카메라는 절대 영도 이상의 모든 물체가 방출하는 적외선을 감지하는 수동센서로, 물체의 온 도를 시각적으로 표현한다[1]. 초기에는 군사적 목적 으로 사용되었으나, 최근에는 자율주행, 보안, 감시 등 다양한 산업 분야로 확장되었다[2]. 특히, 저조도 환경에서 안정적으로 물체를 탐지할 수 있다는 장점 덕분에 열화상 카메라는 다양한 분야에서 활용되고 있다[3]. 열화상 카메라는 최근 깊이 추정 및 3D 재구성 분야에서도 활발히 활용되고 있다. Shin et al. (2023)은 장파 적외선(LWIR) 카메라를 활용한 단안 및 스테레오 깊이 추정 네트워크를 제안하였으며, 열화상 데이터를 통해 날씨와 조명 조건에 구애받지않는 신뢰성 높은 깊이 정보를 제공한다[4]. 또한 Schramm et al. (2022)은 깊이 카메라와 열화상 데이터를 융합하여 대규모 3D 열화상을 실시간으로 생성하는 시스템을 개발하였다. 이 시스템은 열화상 데이

<sup>\*\*</sup> Corresponding Author: Deokwoo Lee, Address: (42601) Dalgubeoldae-ro 1095, Dalseo-gu, Daegu, Korea, TEL: +82-53-580-5268, E-mail: dwoolee@kmu.ac.kr

Receipt date: Nov. 17, 2024, Approval date: Nov. 26, 2024 <sup>†</sup> Dept. of Computer Eng., Keimyung University

<sup>(</sup>E-mail: cozyriming@gmail.com)

<sup>\*\*</sup> Dept. of Computer Eng., Keimyung University

<sup>\*\*</sup> This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology (2022R1I1A 3069352) and was supported by the Bisa Research Grant of Keimyung University in 2024 (No. 20240617)

터를 3D 모델에 통합하여 더욱 정확한 기하학적 정보를 제공하고, 산업 현장 등에서 효과적으로 활용될수 있다[5]. 이러한 기술은 물리적 환경을 이해하고 분석하는 데 유용하며, 특히 객체의 온도 정보를 기반으로 다양한 특성을 분석하는 데 효과적이다.

카메라 캘리브레이션은 3차원(3D) 컴퓨터 비전에서 필수적인 단계로, 쵤영된 2차원(2D) 영상으로부터 3차원 정보를 추출하기 위해 필수적으로 수행되어야 하는 절차이다[6]. 이를 위해 3차원 객체의 좌표와 2차원 영상 좌표의 관계를 활용하여 카메라의 내부 및 외부 매개변수를 계산한다[7]. 카메라 보정 방법은 대략적으로 참조 객체 기반 보정과 자기 보정의두 가지로 나눌 수 있다. 참조 객체 기반 보정은 보정대상의 기하학적 구조가 정확하게 알려진 3D 참조객체를 사용하며, 높은 정밀도를 제공하지만, 비용이많이 드는 장비와 복잡한 설정이 필요하다[4]. 반면,자기 보정 방법은 고정된 장면에서 카메라만을 움직여 내부 매개변수를 추정하는 방식으로, 참조객체 기반 보정 방식 대비 비교적 낮은 정확도를 보인다[8].

본 논문에서는 다시점 열화상 카메라의 캘리브레이션을 수행하며, 캘리브레이션 수행을 위해 대응점 매칭에 기반한 호모그래피 행렬을 활용한다. 호모그래피 행렬은 3차원 좌표와 2차원 좌표, 또는 다시점 카메라 시스템에서 촬영된 영상들 간의 기하학적 관계를 설명해 주는 수학적 모델로서, 호모그래피 행렬을 활용하여 카메라의 내부 및 외부 매개변수를 추정할 수 있다[6, 9]. 특히, 호모그래피는 스테레오 카메라에서 촬영된 평면의 영상을 통해 각 영상 간의 관계를 설정하여 캘리브레이션에 필요한 중요한 정보를 제공한다.

호모그래피 행렬  $H \subset \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 는 카메라의 내부 매개 변수 행렬  $K \subset \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 와 외부 매개변수(회전행렬  $R \subset \mathbb{R}^{3 \times 3}$ , 이동 벡터  $t \subset \mathbb{R}^{3 \times 1}$ ) 사이의 관계를 나타내며, 이를 통해 카메라의 정확한 매개변수를 계산할수 있다. 이로써 3D 구조와 2D 영상 간의 정밀한 매핑이 가능해지며, 결과적으로 카메라 시스템이 실제세계에서 물체의 크기와 위치를 정확하게 측정할 수 있도록 해준다[5].

대응점이 적은 환경에서의 캘리브레이션의 정확 도는 낮아진다. 대응점이 적으면, 정확한 보정을 수 행하기 위한 정보가 부족해지고, 노이즈의 영향을 더 크게 받을 수 있기 때문이다. Furukawa와 Ponce는 이러한 문제를 해결하기 위해 멀티뷰 스테레오(MVS) 와 번들 조정(Bundle Adjustment)을 사용하는 방법 을 제안하였다[10]. 이 방법은 영상 간의 추가 대응점 을 찾아내며, 약한 텍스처의 장면에서도 안정적인 캘 리브레이션을 수행할 수 있도록 한다. 특히, 대략적 인 카메라 매개변수를 사용해 더 정확한 매개변수를 계산하고, 대응점이 부족한 환경에서도 안정적인 캘 리브레이션을 가능하게 한다. Ovsjanikov 등은 이러 한 문제를 해결하기 위해 최소한의 대응점(점과 선 을 포함하여 최소 4-5개의 대응점)만으로도 확률적 접근법을 사용하여 강건한 캘리브레이션을 수행할 수 있는 방법을 제안하였다[11]. 이 방법은 샘플링-해결(Sampling-Solving) 알고리즘을 통해 부분적으 로 선형적인 문제로 변환함으로써, 가우시안 노이즈 에 강건하며, 적은 수의 대응점만으로도 안정적인 보 정을 가능하게 한다. 초점 거리와 주점이 알려지지 않은 경우에도 효율적으로 적용된다.

본 논문에서는 대응점이 적은 환경에서의 캘리브 레이션 문제를 해결하기 위해 다시점 열화상 카메라 시스템에서, 각 시점을 독립적으로 회전시켜 인위적 으로 대응점의 개수를 증가시키고, 샘플링 영역을 다 르게 설정하여 호모그래피 추정의 정확도를 높이는 방법을 제안한다. 또한, 열화상 카메라를 촬영한 영 상의 전처리를 수행하여 특징점 추출 및 대응점 매칭 의 정확도를 높여서, 호모그래피의 추정 결과의 정확 도를 높이고, 이를 통해 다시점(3개 시점) 열화상 카 메라의 회전각을 추정한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 방법에 대해 설명한다. 영상의 전처리, 샘플링 영역 선택, 인 위적인 카메라 회전을 통한 대응점 추출 및 매칭, 호 모그래피 추정 및 회전각 추정에 대해 구체적으로 설명한다. 3장에서는 실험 결과를 제시하고, 4장에서 는 논문을 끝맺는다.

#### 2. 방법론

#### 2.1 제안한 방법 개요

본 논문에서는 3개 시점 열화상 카메라로 촬영한 두 개의 영상을 통해 영상 전처리, 대응점 매칭, 호모그래피 추정하는 방법을 제안한다. 제안된 방법의 전체적인 과정은 Fig. 1에 나타나 있으며, 주요 단계는다음과 같다.

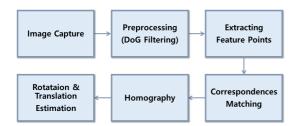


Fig. 1. Overall flow diagram of rotation estimation using three view thermal camera.

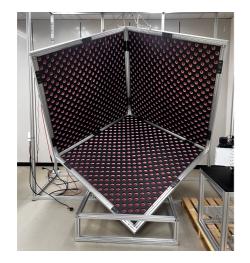


Fig. 2, Checkerboard pattern—based calibration object for camera calibration.

먼저, 서로 다른 시점에서 촬영된 두 장의 영상을 입력으로 사용한다. 이때, 두 영상은 3차원 물체를 촬영한 것으로, 카메라의 구조로 인해 대응점이 거의 겹치지 않는다. Fig. 2는 다중 시점(3-시점) 카메라 캘리브레이션을 위해 사용된 체커보드 패턴 기반의 캘리브레이션 장치를 나타내고 있으며, Fig. 3은 영상 촬영에 사용된 열화상 카메라를 보여준다. 이후

DoG(Difference of Gaussian) 필터를 적용하여 영상 의 품질을 개선하고 각 영상의 특징점을 추출한다. DoG 필터는 영상의 경계를 강조하고, 잡음을 제거함 으로써 더 정확한 특징점을 얻는 데 사용된다. 각 시 점의 영상으로 부터 추출된 특징점들 사이에 특징점 을 선택한다. 이때 선택된 특징점이 존재하는 영역을 선택하는 과정을 거친다 (Fig. 4). 특징점 매칭은 두 영상에서 동일한 물체나 영역에 해당하는 점들을 찾 아내는 과정이다. 대응점이 선택되면, 이들을 바탕으 로 매칭을 적용하고 두 영상 간의 특징점들이 어떻게 상호 연관 되어 있는지 기하학적 관계를 추정한다. 세 번째로는 대응점을 기반으로 호모그래피(Homography) 행렬을 추정한다. 호모그래피는 두 영상 간의 변환 관계를 설명하는 행렬로, 평면상에서 대응되는 두 영상의 기하학적 좌표 변환을 수학적으로 표현할 수 있다. 마지막으로, 추정된 호모그래피 행렬을 바 탕으로 영상 간의 회전, 변환 벡터 특성을 분석한다. 추정된 행렬을 통해 두 영상 간의 기하학적 관계를 정확하게 파악할 수 있으며, 나아가 대상의 자세 추 정이나 물체 인식 등의 고차원적인 작업에 활용될 수 있다. 본 논문에서는 제안한 전체 흐름은 영상 간 의 특징점 매칭과 호모그래피 추정을 통합함으로써. 기하학적 변환을 효율적으로 추정하는 방법론을 제 아하다.

#### 2.2 영상 획득

본 논문에서는 서로 다른 시점에서 촬영된 열화상 카메라 영상을 활용하여 실험을 진행한다(Fig. 3, Fig. 4). Fig. 4에 나타난 것처럼, 각 카메라(cam 1, cam 2)가 동일한 시점에서 촬영된 영상에는 겹치는 장면이 거의 없다. 이러한 특수한 상황을 해결하기위해, 두 카메라를 각각 2도씩 오른쪽으로 회전시키

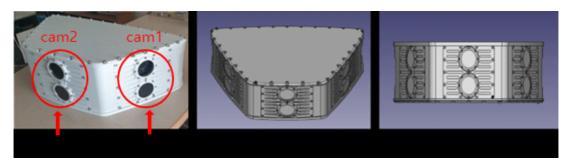


Fig. 3. Three-view thermal imaging camera used in the experiment.

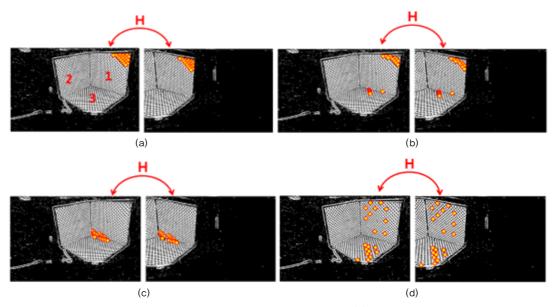


Fig. 4. Correspondence matching based on different sampling regions. (a) Sampling from the upper-right region, (b) Sampling from the upper-right and a few from central-right region, (c) Sampling from the central region, and (d) Sampling from distributed region.

며 영상의 겹치는 영역을 확장하는 방식으로 실험을 설계한다. 특히, cam 1과 cam 2의 시점은 독립적으로 고려되었으며, 각각 회전시켰을 때 대응점이 가장 많이 생성되는 장면을 기준으로 설정한다. 가장 적합한 대응점이 많이 생성되는 장면으로는 cam 1(왼쪽)은 오른쪽으로 54도, cam 2(중앙)는 오른쪽으로 26도회전시켜 촬영한 영상이다. 실험에 사용된 영상은 Fig. 5에 나타나 있다.

#### 2.3 DoG 필터 적용 및 대응점 검출

Fig. 4는 열화상 카메라를 이용하여 물체을 촬영한 원본 영상을 보여준다. 두 가지 시점에서 촬영된 영상에서는 영상의 화질저하로 인해 선명한 대응점을 찾기 어렵기 때문에, DoG 필터로 영상 전처리를 수행한다. DoG 필터를 사용하여 윤곽선을 추출함으로써, 원본 영상보다 대응점이 선명하게 드러나도록하여 검출을 용이하게 한다. DoG 필터를 적용한 후,

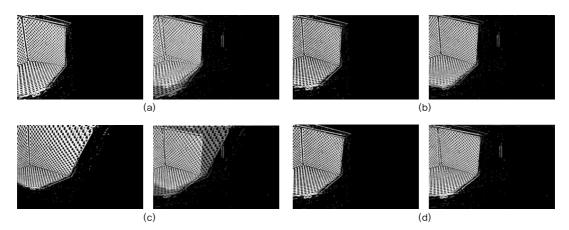


Fig. 5. Image blending results corresponding selected sampling region. (a) Blending result from the selected region in Fig. 4-(a), (b) Blending result from the selected region in Fig. 4-(b), (c) Blending result from the selected region in Fig. 4-(d), and (d) Blending result from the selected region in Fig. 4-(d).

20쌍의 대응점을 선택한다. 이후 대응점 선택 영역을 네 가지 방법으로 선택하여 실험을 진행한다. 대응점을 선택한 면을 명확히 나타내기 위해, Fig. 4-(a) 좌측에 표시된 바와 같이 상단 오른쪽을 1분면, 상단 왼쪽을 2분면, 중앙 하단을 3분면으로 정의한다.

첫 번째 방식에서는 영상의 우측 상단에 해당하는 1분면에서 20쌍의 대응점을 선택하였으며, 그 결과는 Fig. 4-(a)에 제시되어 있다. 두 번째 방식은 1분면과 하단 중앙인 3분면에서 각각 대응점을 선택하였고, 그 결과는 Fig. 4-(b)에 나타나 있다. 세 번째 방식은 1분면, 2분면, 3분면의 중앙에서 각각 20쌍의대응점을 선택하였으며, 이는 Fig. 4-(c)에 나타나 있다. 마지막으로, 네 번째 방식은 1분면과 3분면에 넓게 분포된 20쌍의 대응점을 선택하였으며, 그 결과는 Fig. 4-(d)에 제시되어 있다. 선택된 20쌍의 대응점을 바탕으로 호모그래피 행렬을 추정한다.

## 2.4 호모그래피 행렬 추정 및 분해(Rotation & Translation Vector)

호모그래피 행련은 Fig. 4과 같이 대응점이 충분히 확보된 상태에서 매칭을 수행하여 얻는다. 왼쪽 영상에서의 특징점에 대응하는 오른쪽 영상에서의 특징점을 각각 x와 x'라 하면 호모그래피는 식(1)와 같이 표현할 수 있다.

$$x' = H \bullet x \tag{1}$$

여기서 x=(x,y,1)와 x'=(x',y',1)는 각각 첫 번째 와 두 번째 영상에서의 대응점 좌표를 동차 좌표계 (Homogeneous coordinate)로 표현한 것이다. H 는 호모그래피 행렬, S는 1차원의 스케일 요소이다. 식 (1)을 통해 두 영상 간의 점들이 어떻게 변환되는지를 계산할 수 있다.

호모그래피 행렬의 자유도(Degree Of Freedom)는 8이므로 이론상 8개의 대응점 쌍이 존재할 경우 H를 구할 수 있다. 추정된 호모그래피 행렬의 정확도는 대응점의 분포와 수에 크게 의존하며, 이상점 (outlier)이 포함될 경우 오차가 발생할 수 있다. 이를 보완하기 위해 본 논문에서는 RANSAC(Random Sample Consensus) 알고리즘을 사용하여 이상점을 제거하고, 추정된 호모그래피의 정확성을 높였다. RANSAC은 Fig. 4에서 선택된 대응점들을 기반으로 호모그래피 행렬을 추정하며, 전체 데이터에 가장

적합한 모델을 선택하는 방식으로 진행한다. 호모그 래피 추정 결과의 정확도를 높이기 위해 RANSAC 을 적용하는 것에 추가하여 특징점을 추출하는 영역 을 변화시킨다. Fig. 4에서와 같이 특징점을 샘플링 하는 영역의 선택을 변화시키면서 호모그래피 추정 의 정확도를 확인한다. 도출한 호모그래피 행렬을 바 탕으로 카메라 간의 상대적인 회전(Rotation) 및 변 위(Translation) 벡터를 추정한다. 호모그래피를 추 정한 후 행렬 분해를 통해 회전 및 변위 값을 계산한 다. 회전 값은 3×3 행렬, 변위 값은 3×1 벡터로 표현 되며, 본 논문에서 사용된 열화상 카메라의 변위값은 고정되어 있으므로 회전 행렬의 계산 결과에 주목한 다. 회전 행렬은 카메라가 두 영상 사이에서 어떻게 회전했는지를 나타내며, 변위 벡터는 카메라의 이동 방향과 거리를 정량적으로 설명한다. 변위 벡터는 영 상의 픽셀 좌표계에서 나타나며, 두 영상 사이의 카 메라의 위치 변화를 수치상으로 표현하는 데 사용된 다. 호모그래피 행렬의 분해로부터 얻은 회전 값 각 도를 각각의 축별로  $\theta x^{\circ}, \theta y^{\circ}, \theta z^{\circ}$ 라 정한다. 아래의 Fig. 4의 Cartesian 좌표계를 기준으로 할 때, 열화상 카메라의 시점 간의 화전 각을  $\theta z$  로 볼 수 있다. 그 리고 대응점의 충분한 개수를 얻기 위해 인위적으로 cam 1과 cam 2를 회전한 각도를 각각  $\theta_1$ 와  $\theta_2$ 로 정의 한다.  $\theta_z, \theta_1, \theta_2$ 를 고려한 카메라의 시점 간 회전 각도 로 θ는 식(2)과 같다. 다음 장에서는 실제 촬영한 데 이터를 활용하여 회전 각 추정 결과를 확인한다.

$$\theta = \theta_1 + \theta_z + \theta_2 \tag{2}$$

#### 3. 실험 결과

호모그래피 행렬의 추정 정확도를 평가하기 위해 변환된 영상과 기존 영상 간의 차이를 시각적으로 비교하는 실험을 수행한다. Fig. 5는 왼쪽 영상을 오 른쪽 영상의 좌표계로 변환한 후, 두 영상을 블렌딩 한 결과를 보여준다. 이러한 블렌딩 기법을 통해, 대 응점을 바탕으로 계산된 호모그래피 행렬의 정확성 을 정성적으로 평가한다.

각기 다른 영역에서 대응점을 선택하여 호모그래 피 행렬을 계산한 후, 변환된 영상과 원본 영상을 불 렌딩한다. 변환이 정확히 이루어진 경우, 블렌딩된 영상에서 차이는 거의 나타나지 않아야 한다. 실험 결과에서 확인된 오차의 주요 원인은 대응점의 분포

와 밀접하게 관련되어 있다. Fig. 4-(a)와 (c)에서 보 여지듯, 선택된 대응점이 특정 영역에 집중될 경우, 그 외 영역에서는 왜곡이 발생한다. 제한된 영역의 대응점을 선택한 경우 해당 영역에서는 정확한 변환 이 이루어졌으나, 선택된 대응점과 거리가 멀어질수 록 영상의 다른 부분에서는 불일치가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 이는 변환 행렬이 대응점 간의 기하 학적 관계를 기반으로 계산되기 때문에, 대응점이 넓 고 고르게 분포되지 않을 경우 전체 이미지에서 기하 학적 일관성이 저하될 수 있음을 의미한다. 반면, Fig. 4-(d)에서처럼 넓게 분포된 대응점을 사용한 경 우, 변환된 영상은 원본 영상의 기하학적 특성을 더 잘 보존하였으며, 가장자리에서의 왜곡이 적게 나타 난다. 이 결과는 대응점 선택이 호모그래피 변환의 정확성에 중요한 영향을 미치며, 변환된 결과의 정확 도와 밀접한 관련이 있음을 보여준다.

또한, 본 논문에서 도출된 회전 행렬 데이터를 통 해 두 영상 간의 기하학적 변환을 구체적으로 분석할 수 있다. Table 1은 열화상 카메라로 촬영된 영상에 서 4개의 영역을 샘플링한 후, 호모그래피 행렬을 기 반으로 도출된 회전 행렬과 회전 각도를 나타낸다. 실험에서는 20개의 대응점은 사용했으며,  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ 는 2.3에서 정의한 카메라1과 2의 회전 각도를 의미한 다.  $\theta^a$ 는 영역 a의 회전 행렬에서 z축의 회전 각도를 나타내며,  $\theta_a$ ,  $\theta_b$ ,  $\theta_c$ ,  $\theta_d$ 는 각각 영역 a, b, c, d에서  $\theta_1$ 과  $\theta_2$ 를 더하고 마지막으로 Z축 회전 각도를 더한

Table 1. The performance for proposed algorithm and conventional algorithms.

	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_z^a$	$\theta_a$	$\theta_z^b$	$\theta_b$	$\theta_z^c$	$\theta_c$	$\theta_z^d$	$\theta_d$
Img1	26	0	[-0.01 -0.05 <b>11.95</b> ]	38	[-0.04 -0.09 <b>16.76</b> ]	42	[-114.82 138.43 <b>0.08</b> ]	26	[-0.01 -0.05 <b>11.95</b> ]	37
Img2	28	2	[-0.01 -0.06 <b>14.50</b> ]	30	[-0.02 -0.05 <b>9.54</b> ]	39	[-0.02 -0.08 <b>17.82</b> ]	47	[-0.01 -0.06 <b>14.50</b> ]	44
Img3	30	4	[-0.01 -0.06 <b>13.01</b> ]	46	[ 0.03 -0.02 <b>9.19</b> ]	43	[-82.46 159.82 - <b>0.23</b> ]	34	[-0.01 -0.06 <b>13.01</b> ]	47
Img4	32	6	[-0.01 -0.06 <b>13.16</b> ]	51	[-0.00 -0.05 <b>10.23</b> ]	48	[-83.06 159.48 - <b>0.24</b> ]	38	[-0.01 -0.06 <b>13.16</b> ]	51
Img5	34	8	[-0.00 -0.05 <b>12.18</b> ]	60	[-0.00 -0.06 <b>17.46</b> ]	59	[-0.04 -0.11 <b>21.05</b> ]	63	[-0.00 -0.05 <b>12.18</b> ]	54
Img6	36	10	[-0.01 -0.05 <b>11.04</b> ]	57	[-0.01 -0.02 <b>6.36</b> ]	52	[0.01 -0.06 <b>19.15</b> ]	65	[-0.01 -0.05 <b>11.04</b> ]	57
Img7	38	12	[-0.00 -0.05 <b>11.73</b> ]	62	[-0.02 -0.03 <b>5.96</b> ]	55	[-129.99 122.96 <b>-1.07</b> ]	49	[-0.00 -0.05 <b>11.73</b> ]	61
Img8	40	14	[-0.01 -0.05 <b>11.58</b> ]	66	[-0.01 -0.03 <b>8.37</b> ]	62	[-0.01 -0.07 <b>16.65</b> ]	70	[-0.01 -0.05 <b>11.58</b> ]	65
Img9	42	16	[-0.01 -0.05 <b>12.16</b> ]	69	[-0.00 -0.05 <b>18.60</b> ]	76	[-120.04 133.62 - <b>0.12</b> ]	58	[-0.01 -0.05 <b>12.16</b> ]	70
Img10	44	18	[-0.01 -0.06 <b>13.33</b> ]	74	[ 0.02 -0.03 <b>14.69</b> ]	76	[ 12.47 -179.04 <b>0.64</b> ]	62	[-0.01 -0.06 <b>13.33</b> ]	75

값을 의미한다.

Table 1을 보면 회전 행렬에서 x축과 y축 값들이 매우 작은 범위에서 변동하는 것을 확인할 수 있다. 이러한 변동은 대부분의 영상에서 카메라의 회전이 z축을 중심으로 이루어지고 있음을 나타낸다. 카메라1과 카메라2의 기본 설정 값인  $\theta_1$ 과  $\theta_2$ 를 고려할 때, 샘플링 영역 d에서의  $\theta_d$ 값인 회전 각도가 호모그래피 추정에 가장 적합하게 이루어졌음을 보여준다.

결론적으로, 실험에서 계산된 호모그래피 행렬은 일관된 결과를 제공하며, DoG 필터를 통해 열화상 이미지의 선명도가 향상되고, 대응점 선택 방법이 효과적으로 작동했음을 확인할 수 있다. 이 결과는 열화상 영상에서 호모그래피 행렬을 통한 회전 변환의 가능성을 검증하며, 적절한 특징점 영역의 선택이 호모그래피 추정 및 회전각 추정 결과의 정확성에 중요한 요소임을 확인할 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 열화상 카메라로 촬영된 다시점 영 상에서 샘플링 영역을 기반으로 호모그래피를 추정 하고 회전 행렬을 통해서 회전각을 산출하는 방법을 제시한다. 영상의 에지 검출 성능을 향상시키기 위해 DoG 필터를 적용하고, 샘플링 영역에 따른 선택된 대응점을 이용해 호모그래피를 추정하였다. 네 가지 대응점 선택 방식을 평가한 결과, 분산된 대응점을 사용할 때 정량적으로 가장 정확한 기하학적 정렬이 이루어지는 것으로 나타났다. 대응점 선택 방식이 실 험에서 획득한 열화상 영상의 회전 행렬과 회전각 추정의 정확도에 영향을 미친다는 점을 보여준다. 또 한, 열화상 카메라의 특성과 다시점 카메라에서 촬영 된 영상에서의 희소 대응점 문제를 고려하여 이미지 회전각을 추정하는 방법을 제안함으로써 기존의 시 각 기반 기하학적 정렬 방법과 차별화된 접근 방식을 제공한다. 향후 연구 방향은 제안된 방법을 확장하여 다양한 환경과 데이터셋에서의 일반화를 검증하고, 대응점 선택 알고리즘을 심층 학습 기반으로 개선함 으로써 보편적이고 신뢰성 있는 방안을 마련하는 데 기여할 것으로 기대된다.

#### REFERENCE

[1] R. Gade and T. B. Moeslund, "Thermal Cam-

- eras and Applications: A Survey," *Machine Vision and Applications*, Vol. 25, No. 1, pp. 245–262, 2014.
- [2] P. Christiansen, K. A. Steen, R. N. Jørgensen, and H. Karstoft, "Automated Detection and Recognition of Wildlife using Thermal Cameras," *Sensors*, Vol. 14, No. 8, pp. 13778–13793, 2014.
- [3] J. Kim, J. Kim, and D. Lee, "Calibrating a Three-Viewpoints Thermal Camera with Few Correspondences," *Journal of Signal Pro*cessing Systems, Vol. 96, No. 1, pp. 191–202 2024.
- [4] U. Shin, J. Park, and I. S. Kweon, "Deep Depth Estimation from Thermal Image," *Proceeding* of *IEEE/CVF Conference on Computer Vis*ion and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1043–1053, 2023.
- [5] S. Schramm, P. Osterhold, R. Schmoll, and A. Kroll, "Combining Modern 3D Reconstruction and Thermal Imaging: Generation of Large-Scale 3D Thermograms in Real-Time," *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, Vol. 19, No. 5, pp. 295–311, 2022.
- [6] H. Mir, V. Sadeghi, A. Vard, and A. M. Dehnavi, "Identification of Circular Patterns in Capsule Endoscopy Bubble Frames," *Journal of Medi*cal Signals and Sensors, Vol. 14, No. 5 pp. 1–11, 2024.
- [7] Z. Yu, S. Lincheng, Z. Dianle, Z. Daibing, and Y. Chengping, "Camera Calibration of Thermal-Infrared Stereo Vision System," Proceeding of the Fourth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications, pp. 197–201, 2013.
- [8] S. Bougnoux, "From Projective to Euclidean Space Under Any Practical Situation, a Criticism of Self-Calibration," *Proceeding of the* Sixth International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 790-796, 1998.
- [9] Z. Chuan, T.D. Long, Z. Feng and D.Z. Li "A Planar Homography Estimation Method for

- Camera Calibration," Proceeding of 2003 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, Vol. 1, pp. 95-100, 2003.
- [10] Y. Furukawa and J. Ponce, "Accurate Camera Calibration from Multi-View Stereo and Bundle Adjustment," Proceeding of 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1-8, 2008.
- [11] T. Chaperon, J. Droulez, and G. Thibault, "A Probabilistic Approach to Camera Pose and Calibration from a Small Set of Point and Line Correspondences," Proceeding of 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), pp. 1678-1685, 2009.



#### 한 채 림

2021년~ 2025년 계명대학교 컴 퓨터공학과 학사(졸업예

관심분야: 컴퓨터 비전, 영상처 리, 딥러닝, 3D 비전, 생성 모델



#### 이 덕 우

2007년 경북대학교 전자전기컴퓨 터학부(학사)

2008년 North Carolina State University, 전기컴퓨터 공학부(석사)

2012년 North Carolina State University, 전기컴퓨터공 학부(박사)

2013년 Washington University in St.Louis, (박사후연 구원)

2013년~2016년 삼성전자 무선사업부 책임연구원 2016년~2018년 영산대학교 가상현실콘텐츠전공 조교수 2018년~현재 계명대학교 컴퓨터공학과 부교수 관심분야: 신호처리, 영상처리, 컴퓨터 비전